

Meningkatkan Prestasi Akademik Mahasiswa Teknik Informatika UNSRAT Melalui Optimasi Pembelajaran dengan Random Forest

Rafby Saputra Mokodompit¹, Yefta Yosia Asyel², Jourgent Ligouw³, Ade Yusupa⁴

¹Universitas Sam Ratulangi, Manado

Email : abymokodompit@gmail.com¹, yeftaasyel026@student.unsrat.ac.id²,

jourgentligouw026@student.unsrat.ac.id³, ade@unsrat.ac.id⁴

Abstract

Student academic achievement is a key indicator in evaluating the quality of education. This study aims to improve the academic performance of Informatics Engineering students at UNSRAT through the implementation of the Random Forest algorithm to develop more optimal learning strategies. Data were collected through questionnaires covering internal and external student factors, then analyzed using a data mining approach. The Random Forest algorithm was applied to classify data patterns and identify the most influential variables affecting academic performance. The results show that factors such as time management, attendance, and learning motivation significantly contribute to students' grade point averages. The developed model provides strategic insights for educational decision-makers in designing more adaptive and targeted learning systems. The research are expected to support academic programs on campus in enhancing the quality of graduates in the field of information technology.

Keywords: *Academic Achievement, Random Forest, Learning Strategy, Data Mining, Higher Education*

Abstrak

Prestasi akademik mahasiswa merupakan indikator penting dalam evaluasi kualitas pendidikan. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan prestasi akademik mahasiswa Teknik Informatika UNSRAT melalui implementasi algoritma *Random Forest* guna menyusun strategi pembelajaran yang lebih optimal. Data dikumpulkan melalui kuesioner yang mencakup faktor internal dan eksternal mahasiswa, kemudian dianalisis menggunakan pendekatan data mining. Algoritma *Random Forest* digunakan untuk mengelompokkan pola data dan mengidentifikasi variabel-variabel yang paling berpengaruh terhadap prestasi akademik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa beberapa faktor seperti manajemen waktu, kehadiran, dan motivasi belajar memiliki kontribusi signifikan terhadap indeks prestasi mahasiswa. Model yang dikembangkan mampu memberikan insight strategis bagi pengambil kebijakan pendidikan dalam merancang sistem pembelajaran yang lebih adaptif dan tepat sasaran. Penelitian ini diharapkan mendukung program akademik kampus dalam meningkatkan kualitas lulusan di bidang teknologi informasi.

Kata Kunci: *Prestasi Akademik, Random Forest, Strategi Pembelajaran, Data Mining, Pendidikan Tinggi*

PENDAHULUAN

Pendidikan tinggi memiliki peran penting dalam mencetak sumber daya manusia yang unggul, adaptif, dan siap bersaing di era digital (Abdillah 2024). Salah satu tolok ukur penting dalam menilai kualitas pendidikan tinggi adalah prestasi akademik mahasiswa. Keberhasilan ini tercermin dari capaian Indeks Prestasi Kumulatif (IPK), masa studi, serta partisipasi aktif dalam proses perkuliahan. Namun,

dalam realisasinya, tidak semua mahasiswa mampu mencapai prestasi akademik yang optimal.

Mahasiswa Teknik Informatika UNSRAT menunjukkan variasi prestasi akademik yang signifikan. Sebagian mahasiswa mampu menyelesaikan studi dengan baik dan tepat waktu, sementara sebagian lainnya mengalami kesulitan akademik. Perbedaan ini menimbulkan pertanyaan mengenai faktor-faktor yang

mempengaruhi prestasi akademik, serta bagaimana institusi dapat merancang strategi pembelajaran yang tepat untuk meningkatkan capaian mahasiswa.

Prestasi akademik dipengaruhi oleh berbagai faktor, baik internal maupun eksternal. Faktor internal meliputi motivasi, disiplin belajar, strategi belajar, kondisi emosional, serta manajemen waktu (Angelia dkk. 2023). Sementara faktor eksternal dapat berupa lingkungan sosial, dukungan keluarga, kondisi ekonomi, dan keterlibatan dosen. Kompleksitas hubungan antar faktor ini membuat analisis prestasi akademik tidak bisa dilakukan secara sederhana. Dibutuhkan pendekatan yang mampu mengolah data secara mendalam dan menemukan pola-pola tersembunyi dalam data mahasiswa.

Di sinilah peran teknologi, khususnya *machine learning*, menjadi penting (Rahman Azis 2024). *Machine learning* memungkinkan analisis data secara otomatis untuk mengenali pola dan menghasilkan prediksi atau rekomendasi berbasis data. Salah satu algoritma yang banyak digunakan dalam klasifikasi dan prediksi adalah *Random Forest*, sebuah algoritma *ensemble* yang membangun banyak pohon keputusan dan menggabungkannya untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat. Keunggulan *Random Forest* terletak pada kemampuannya menangani banyak variabel sekaligus serta menghasilkan model yang kuat terhadap *overfitting* (Sobari dkk. 2025).

Dalam penelitian ini, algoritma *Random Forest* akan digunakan untuk menganalisis data mahasiswa Teknik Informatika UNSRAT yang dikumpulkan melalui kuesioner. Kuesioner ini memuat berbagai aspek seperti kebiasaan belajar, penggunaan teknologi, kondisi sosial, serta motivasi akademik. Data yang terkumpul kemudian diproses dan dianalisis menggunakan algoritma *Random Forest* untuk mengidentifikasi variabel-variabel yang paling berpengaruh terhadap prestasi akademik mahasiswa.

Adapun rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Apa saja faktor yang mempengaruhi

prestasi akademik mahasiswa Teknik Informatika UNSRAT?

2. Bagaimana algoritma *Random Forest* dapat digunakan untuk menganalisis dan mengelompokkan data mahasiswa berdasarkan tingkat prestasi akademik?
3. Bagaimana hasil analisis tersebut dapat dimanfaatkan untuk merancang strategi pembelajaran yang lebih efektif?

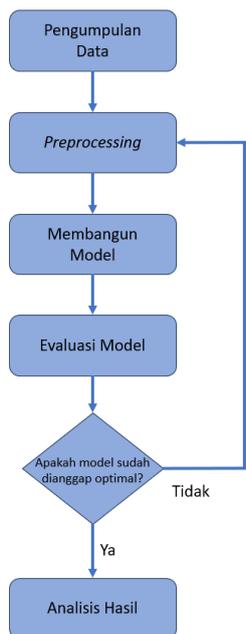
Tujuan dari penelitian ini adalah:

- Mengidentifikasi faktor-faktor utama yang mempengaruhi prestasi akademik mahasiswa.
- Membangun model *machine learning* berbasis *Random Forest* untuk klasifikasi prestasi akademik.
- Menyusun rekomendasi strategi pembelajaran berdasarkan hasil analisis data.

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat baik secara teoritis maupun praktis. Secara teoritis, penelitian ini dapat menjadi referensi dalam pengembangan sistem pendukung keputusan di bidang pendidikan. Secara praktis, hasil analisis dapat membantu pihak fakultas dan dosen dalam merancang metode pengajaran yang sesuai dengan karakteristik dan kebutuhan mahasiswa. Meskipun demikian, penerapan *machine learning* dalam konteks pendidikan di Indonesia masih terbatas, sehingga penelitian ini juga dapat menjadi kontribusi awal dalam mendorong pemanfaatan teknologi untuk pengambilan keputusan akademik yang lebih baik.

Dengan pendekatan interdisipliner antara ilmu komputer dan pendidikan, diharapkan penelitian ini mampu menjadi langkah awal dalam menciptakan sistem pembelajaran yang lebih adaptif, berbasis bukti, dan relevan dengan kebutuhan mahasiswa saat ini.

METODE



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen komputasi berbasis machine learning, khususnya algoritma *Random Forest* untuk menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi prestasi akademik mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Universitas Sam Ratulangi (Waruwu dkk. 2024), sebagai berikut.

A. Pengumpulan data

Data diperoleh melalui kuesioner yang dibagikan kepada mahasiswa, mencakup faktor akademik dan non-akademik seperti metode belajar, stres, durasi tidur, dan motivasi belajar.

B. Preprocessing

Data hasil survei terlebih dahulu melalui tahapan preprocessing untuk memastikan kualitas dan konsistensi (Scikit-learn developers 2025). Tahapan tersebut meliputi:

- Pembersihan data: menghapus duplikat, nilai kosong, dan kolom tidak relevan.
- Transformasi data: perubahan data kategorikal menjadi numerik menggunakan label encoding dan one-hot encoding.
- Seleksi fitur: pemilihan variabel relevan berdasarkan korelasi.
- Normalisasi: penyesuaian format numerik dan tipe data untuk pemrosesan

lebih lanjut.

C. Membangun Model

Setelah tahap preprocessing, penelitian ini menggunakan algoritma *Random Forest* untuk mengklasifikasikan faktor-faktor yang memengaruhi prestasi akademik mahasiswa.

Dataset dibagi menjadi dua komponen utama:

- Fitur (X): Variabel independen seperti metode belajar, stres, pola tidur, dan keterlibatan diskusi.
- Target (y): Tingkat prestasi akademik yang dikategorikan berdasarkan IPK (Kurang, Cukup, Baik, Sangat Baik).

Algoritma *Random Forest* dipilih karena kemampuannya dalam menghasilkan prediksi yang lebih stabil pada saat pengujiannya (Hartama dan Amalya 2025). Model dibangun menggunakan scikit-learn dengan parameter default. Data dibagi 80:20 untuk data latih dan uji melalui teknik train-test split.

D. Evaluasi model

Evaluasi model dilakukan untuk mengevaluasi performa model yang telah dihasilkan. Performa model akan diukur menggunakan matrik evaluasi, seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* (Abdun Naseer, Sarwido, dan Wahono 2024).

Sebagai bagian dari upaya peningkatan kinerja model, dilakukan penyesuaian ulang terhadap tahapan preprocessing data, dengan mempertimbangkan potensi variabel-variabel yang dapat memberikan pengaruh lebih besar terhadap klasifikasi.

E. Analisis hasil

Dengan menggunakan *feature importance* untuk mengidentifikasi faktor dominan dalam prestasi akademik. Hal ini yang menjadi dasar dalam rekomendasi strategi pembelajaran, kebijakan akademik, dan pengembangan kurikulum berbasis data.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data

Data penelitian diperoleh melalui kuesioner daring yang disebarakan menggunakan Google Form. Kuesioner ini dirancang untuk menggali berbagai faktor yang berpotensi memengaruhi prestasi akademik mahasiswa. Total terdapat 32 butir pertanyaan yang mencakup aspek demografis, akademik, psikologis, serta kebiasaan belajar. Beberapa variabel yang dikumpulkan antara lain: usia, status ekonomi keluarga, jam belajar per hari, tingkat stres akademik, motivasi belajar, IPK, durasi tidur, serta metode belajar utama.

Kuesioner berhasil mengumpulkan sebanyak 57 responden. Setelah dilakukan

proses pembersihan data (*data preprocessing*) untuk menghapus entri yang tidak valid atau tidak lengkap, diperoleh 54 data akhir yang layak dianalisis. Dataset akhir terdiri atas 33 kolom, termasuk *timestamp* (cap waktu) dari waktu pengisian kuesioner.

Mengingat jumlah fitur yang cukup banyak, penyajian seluruh variabel secara lengkap dalam naskah utama dinilai kurang efisien. Oleh karena itu, Tabel 1 berikut menyajikan cuplikan sebagian data berupa beberapa fitur yang merepresentasikan keberagaman isi dataset, serta tiga baris data pertama yang dipilih secara representatif untuk memberikan gambaran umum struktur data.

Tabel 1. Contoh struktur dataset (8 dari 33 fitur total)

Usia	Status Ekonomi	Jam Belajar	Tingkat Stres	Motivasi	IPK	Durasi Tidur	Metode Belajar
20	Rendah	2	4	3	3.78	5	Video
21	Menengah	5	3	3	3.62	7	Video
21	Rendah	2	2	4	3.67	6	Video

B. Preprocessing

Proses *preprocessing* pada dilakukan secara menyeluruh untuk memastikan kualitas data yang tinggi sebelum tahap pemodelan. Secara keseluruhan, tahap ini tidak hanya bertujuan untuk membersihkan dan merapikan data, tetapi juga berfungsi sebagai proses seleksi fitur secara tidak langsung, berdasarkan hasil analisis awal serta pertimbangan kontekstual dan domain pengetahuan yang relevan. Tahapan ini mencakup pembersihan data, transformasi kategorikal, penyesuaian tipe data, serta encoding fitur.

1. Pembersihan Data

Langkah pertama dilakukan dengan menghapus kolom kosong dan kolom “Cap waktu” yang tidak relevan untuk proses analisis. Selanjutnya, beberapa kolom juga dihapus berdasarkan hasil evaluasi awal dan pertimbangan korelasi terhadap variabel target, termasuk data demografis seperti

usia, jenis kelamin, serta informasi yang dianggap tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap prediksi seperti JUMLAH SKS LULUS dan JUMLAH SKS TIDAK LULUS.

Setelah itu, penanganan nilai hilang (*missing values*) dilakukan menggunakan metode *forward fill* untuk memastikan kelengkapan data tanpa menghilangkan observasi penting. Kolom-kolom numerik seperti IPK (terakhir) dan Jam Belajar per hari kemudian dikonversi dari string menjadi format numerik untuk keperluan transformasi lanjutan.

2. Transformasi Kategori

Beberapa fitur juga dilakukan transformasi kategorikal untuk menyesuaikan dengan karakteristik data. Misalnya, Jam Belajar per hari diklasifikasikan menjadi lima kategori: Tidak ada, Sedikit, Sedang, Banyak, dan Sangat Banyak. Begitu pula Durasi Tidur Rata-Rata per hari dikelompokkan ke dalam

kategori Sedikit, Normal, Banyak, dan Sangat Banyak. Kategori motivasi belajar juga disederhanakan menjadi Kurang, Biasa, dan Termotivasi untuk menangkap dimensi motivasi secara ringkas namun informatif.

Transformasi ini dilanjutkan dengan proses encoding, di mana seluruh variabel kategorikal dikonversi menjadi representasi numerik agar dapat digunakan dalam pemodelan machine learning. Proses ini mencakup encoding pada variabel seperti Status Ekonomi Keluarga, Pekerjaan Sampingan, Partisipasi Dalam Diskusi Kelas, Metode Belajar Utama, Penggunaan AI dalam Perkuliahan, dan lainnya, dengan skema pemetaan angka yang telah disesuaikan secara manual berdasarkan urutan logis atau tingkatan dampak.

3. Penyesuaian Tipe Data

Setelah proses encoding selesai, semua nilai kategori yang telah dikonversi diperiksa ulang agar memiliki tipe data numerik yang seragam (Int64). Seluruh nilai kosong yang tersisa diisi dengan nilai default nol (0) sebagai langkah akhir untuk menghindari error saat proses training model.

4. Encoding Fitur

Dengan melalui tahapan preprocessing, data telah dipersiapkan secara optimal untuk pemodelan machine learning. Semua fitur relevan telah dibersihkan, dikategorikan, dan diencoding agar sesuai dengan kebutuhan analisis, memastikan kualitas data yang tinggi untuk menghasilkan model yang akurat.

C. Membangun Model

Setelah tahap preprocessing selesai, penelitian ini melanjutkan dengan membangun model klasifikasi menggunakan algoritma *Random Forest* untuk memprediksi faktor-faktor yang mempengaruhi prestasi akademik mahasiswa. Data dibagi menjadi dua komponen utama: fitur (X), yang mencakup variabel-variabel independen seperti metode belajar, stres, pola tidur, dan keterlibatan diskusi, serta target (y), yang berisi tingkat prestasi akademik mahasiswa

yang dikategorikan berdasarkan IPK (Kurang, Cukup, Baik, Sangat Baik).

Algoritma *Random Forest* dipilih karena kemampuannya untuk menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan akurat selama pengujian. Model dibangun menggunakan pustaka scikit-learn dengan parameter default. Pembagian data dilakukan dengan teknik *train-test split*, yang membagi data menjadi 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji.

Dalam pengolahan data, nilai IPK dikategorikan menjadi empat kelas: "Kurang", "Cukup", "Baik" dan "Sangat Baik". Proses ini memungkinkan model untuk memprediksi kategori IPK berdasarkan variabel-variabel yang ada.

Tabel 2. Kategori kelas IPK

Kelas	IPK
Kurang	≤ 2.5
Cukup	2.5 – 3.0
Baik	3.0 – 3.5
Sangat Baik	≥ 3.5

D. Evaluasi Model

Evaluasi terhadap model *Random Forest* dilakukan untuk mengukur kinerjanya dalam mengklasifikasikan faktor-faktor yang memengaruhi prestasi akademik mahasiswa. Penilaian dilakukan menggunakan metrik klasifikasi: akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

Apabila hasil evaluasi belum mencapai performa yang diharapkan, peneliti melakukan penyesuaian ulang pada tahap preprocessing dan membangun kembali model untuk evaluasi lanjutan. Namun, pada tahap akhir ini, model telah menunjukkan performa yang memadai dan dijadikan rujukan untuk tahap selanjutnya.

Tabel 3. Hasil evaluasi akhir model *Random Forest*

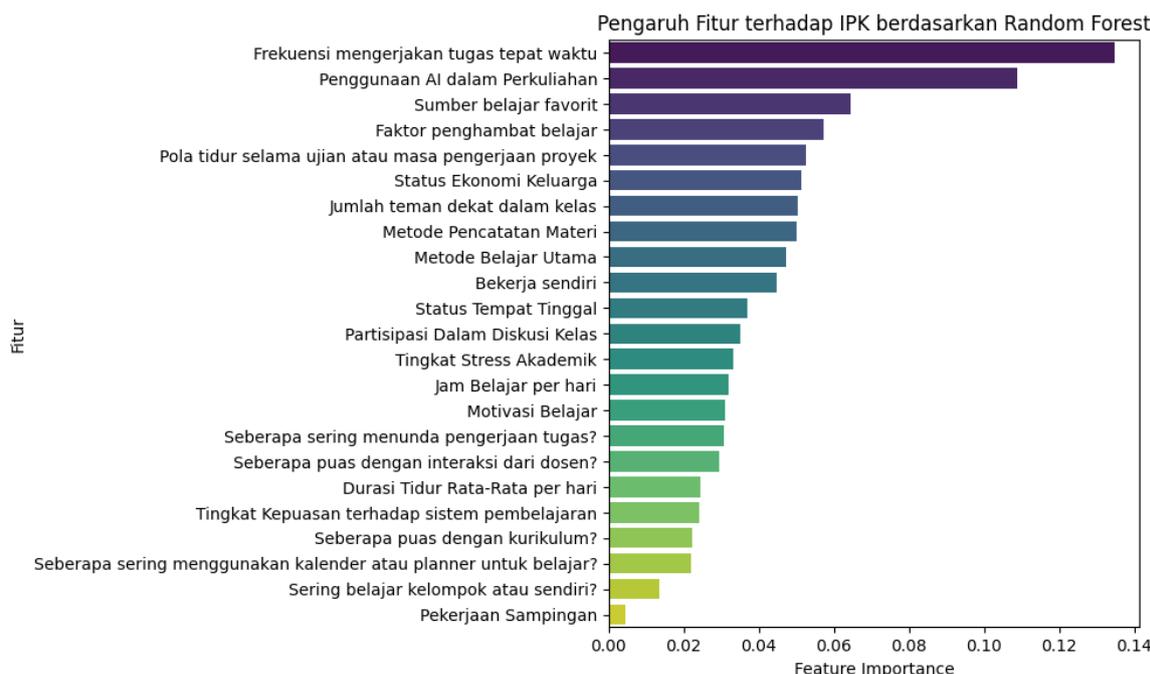
Metrik	Hasil
Akurasi	0.818
Presisi	0.851
Recall	0.818

F1-score	0.736
----------	-------

Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang cukup baik dan sesuai dengan tujuan penelitian, yaitu memprediksi prestasi akademik berdasarkan variabel-variabel yang telah diidentifikasi.

E. Analisis Hasil

Gambar berikut menampilkan hasil analisis *feature importance* menggunakan algoritma *Random Forest* terhadap data survei mahasiswa yang dikaitkan dengan capaian Indeks Prestasi Kumulatif (IPK). Tujuan dari analisis ini adalah untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang paling berpengaruh dalam menentukan prestasi akademik mahasiswa.



Gambar 2. Pengaruh Fitur terhadap IPK

Kami memutuskan untuk mengambil lima fitur teratas yang memiliki tingkat pengaruh signifikan sebagai acuan utama dalam menyusun simpulan dan rekomendasi dari penelitian ini. Untuk memperkuat temuan, analisis lanjutan dilakukan dengan melihat perbedaan rata-rata IPK berdasarkan kategori dari masing-masing fitur utama:

1. Rata-rata IPK berdasarkan Frekuensi Mengerjakan Tugas Tepat Waktu:
 - Selalu: 3.844
 - Sering: 3.762
 - Kadang-kadang: 3.473
 - Jarang: 3.330
2. Rata-rata IPK berdasarkan Penggunaan AI dalam Perkuliahan:
 - Ringkasan Materi: 3.708
 - Menyelesaikan Tugas: 3.693

- Sesi Tanya-Jawab: 3.677
3. Rata-rata IPK berdasarkan Sumber Belajar Favorit:
 - Buku: 3.920
 - AI: 3.786
 - Forum Online: 3.762
 - Video YouTube: 3.617
 - Lainnya: 3.562
 - Jurnal: 3.400
 4. Rata-rata IPK berdasarkan Faktor Penghambat Belajar:
 - Kurangnya Waktu: 3.897
 - Gangguan Eksternal: 3.698
 - Kurangnya Motivasi: 3.659
 - Kesulitan Memahami Materi: 3.579
 5. Rata-rata IPK berdasarkan Pola Tidur Selama Ujian atau Masa Pengerjaan Proyek:
 - Sama: 3.757

- Lebih Sedikit: 3.689
- Lebih dari Biasanya: 3.518

Berdasarkan hasil penelitian, berikut adalah beberapa temuan penting yang dapat dijelaskan lebih lanjut:

- **Frekuensi mengerjakan tugas tepat waktu** berpengaruh signifikan terhadap IPK. Ini mendukung penelitian sebelumnya dimana manajemen waktu yang baik meningkatkan kedisiplinan, sedangkan mahasiswa yang sering menunda tugas cenderung memiliki performa akademik yang lebih rendah. Hal ini mendukung temuan sebelumnya yang menunjukkan pentingnya keterampilan mengatur waktu untuk mendukung pencapaian akademik (Nika Sintesa 2022).
- **Penggunaan AI dalam Perkuliahan** juga menunjukkan kontribusi signifikan. Mahasiswa yang menggunakan AI untuk meringkas materi memiliki IPK lebih tinggi dibandingkan dengan mereka yang menggunakan AI hanya untuk menyelesaikan tugas. Ini menunjukkan bahwa penggunaan AI yang lebih berfokus pada pemahaman konsep dan materi lebih bermanfaat daripada hanya memanfaatkannya untuk menyelesaikan pekerjaan. Oleh karena itu, perlu ada edukasi mengenai pemanfaatan AI yang lebih strategis dalam proses belajar.
- **Sumber Belajar Favorit** menunjukkan bahwa mahasiswa yang lebih memilih buku sebagai sumber utama cenderung memiliki IPK tertinggi dibandingkan dengan pilihan lainnya. Meskipun begitu, sumber belajar lain seperti AI, forum online, dan video juga tetap memberikan kontribusi terhadap performa akademik, tergantung pada cara penggunaannya. Oleh karena itu, institusi pendidikan perlu mengarahkan mahasiswa untuk

memilih sumber belajar yang mendalam dan kredibel, serta mendorong kombinasi yang efektif antar berbagai jenis sumber sesuai kebutuhan materi.

- **Faktor Penghambat Belajar** menunjukkan bahwa kesulitan memahami materi berkorelasi dengan IPK terendah dibandingkan faktor lain, menandakan bahwa pemahaman konsep menjadi tantangan utama bagi sebagian mahasiswa. Selain itu, kurangnya motivasi, gangguan eksternal, dan keterbatasan waktu juga turut menjadi hambatan signifikan. Karena faktor-faktor ini umumnya berada di luar kontrol langsung mahasiswa, institusi perlu menyediakan dukungan seperti program mentoring akademik, lingkungan belajar yang kondusif, serta akses bantuan belajar tambahan untuk membantu mahasiswa mengatasi hambatan tersebut secara lebih efektif.
- **Pola Tidur Selama Ujian atau Masa Pengerjaan Proyek** juga memengaruhi IPK. Mahasiswa yang menjaga pola tidur yang baik selama ujian memiliki IPK yang lebih tinggi dibandingkan mereka yang tidur lebih sedikit. Hal ini mendukung temuan sebelumnya yang menyatakan bahwa kurang tidur dapat berdampak buruk pada konsentrasi dan kemampuan memori (Wulandari dan Pranata 2024). Oleh karena itu, penting bagi mahasiswa untuk menjaga keseimbangan antara belajar dan waktu istirahat.

Implikasi dari temuan ini menunjukkan pentingnya pengembangan kebiasaan belajar yang sehat, manajemen waktu yang efektif, serta pemanfaatan teknologi secara strategis untuk mendukung pencapaian akademik. Selain itu, institusi pendidikan perlu menyediakan dukungan yang holistik, seperti pelatihan

keterampilan belajar, panduan penggunaan sumber belajar dan teknologi, serta layanan pendampingan akademik untuk mengatasi hambatan seperti kesulitan memahami materi atau gangguan eksternal. Edukasi mengenai pentingnya menjaga kesehatan, termasuk pola tidur yang seimbang selama masa studi, juga menjadi aspek penting dalam menunjang performa belajar mahasiswa.

SIMPULAN (PENUTUP)

Penelitian ini mengonfirmasi bahwa prestasi akademik mahasiswa Program Studi Teknik Informatika UNSRAT merupakan hasil interaksi kompleks dari berbagai faktor akademik, psikologis, dan sosial. Dengan menerapkan algoritma *Random Forest*, diperoleh model klasifikasi yang mampu mengelompokkan tingkat prestasi akademik mahasiswa berdasarkan IPK ke dalam kategori **Kurang**, **Cukup**, **Baik**, dan **Sangat Baik** secara cukup akurat.

Temuan utama menunjukkan bahwa lima variabel paling berpengaruh terhadap prestasi akademik adalah **Frekuensi Mengerjakan Tugas Tepat Waktu**, **Penggunaan AI dalam Perkuliahan**, **Sumber Belajar Favorit** dan **Faktor Penghambat Belajar**. Kelima faktor ini dapat menjadi fokus utama dalam intervensi akademik yang bersifat personal dan adaptif, dengan tujuan meningkatkan kualitas pembelajaran serta mendorong pencapaian akademik yang optimal.

Model yang dikembangkan tidak hanya menawarkan pendekatan prediktif, tetapi juga membuka peluang untuk menyusun strategi pembelajaran berbasis data (*evidence-based*), yang mampu merespons kebutuhan belajar mahasiswa secara dinamis. Pendekatan ini diharapkan dapat menjadi cikal bakal sistem pendukung keputusan akademik yang dapat diintegrasikan dalam kebijakan pendidikan di tingkat program studi maupun institusi.

Meskipun hasil yang diperoleh menjanjikan, penelitian ini memiliki keterbatasan dari segi jumlah responden

dan variasi variabel yang dianalisis. Oleh karena itu, penelitian lanjutan disarankan untuk melibatkan jumlah sampel yang lebih besar, serta mengeksplorasi algoritma pembelajaran mesin lainnya seperti Gradient Boosting atau Neural Network untuk perbandingan performa dan generalisasi model. Selain itu, perlu dikaji pula integrasi hasil model ke dalam sistem informasi akademik sebagai bagian dari solusi berbasis teknologi untuk pengembangan pendidikan tinggi yang lebih adaptif dan responsif.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada seluruh mahasiswa yang telah meluangkan waktu untuk mengisi kuesioner dalam penelitian ini. Partisipasi aktif mereka sangat berperan dalam kelengkapan dan kualitas data yang berhasil dikumpulkan.

Penulis juga menyampaikan rasa terima kasih kepada dosen pembimbing yang telah memberikan arahan, masukan, serta motivasi yang berharga selama proses penyusunan dan penyelesaian penelitian ini.

Selanjutnya, penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih kepada teman-teman yang telah membantu dalam upaya distribusi kuesioner. Dukungan dan usaha yang diberikan tetap sangat berarti dan berkontribusi penting dalam kelancaran tahap pengumpulan data untuk penelitian ini.

Terakhir, apresiasi yang mendalam disampaikan kepada rekan-rekan penulis yang telah berkontribusi dalam diskusi, penyusunan instrumen penelitian, serta analisis data, sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

Abdillah, Fazli. 2024. *EDUCAZIONE: Jurnal Multidisiplin Lembaga Penelitian Dan Publikasi Ilmiah (LPPI) Yayasan Almahmudi Bin Dahlan* Website: <https://j-educa.org/index.php/educazione>
Peran Perguruan Tinggi dalam

Meningkatkan Kualitas Sumber Daya Manusia di Indonesia.

- Abdun Naseer, Wildan, Sarwido Sarwido, dan Buang Budi Wahono. 2024. "GRADIENT BOOSTING OPTIMIZATION WITH PRUNING TECHNIQUE FOR PREDICTION OF BMT AL-HIKMAH PERMATA CUSTOMER DATA." *Jurnal Informatika Teknologi dan Sains (Jinteks)* 6(3):719–27. doi: 10.51401/jinteks.v6i3.4702.
- Angelia, Inge, Naufal Raid, Donna Ikranova, Sekolah Tinggi, Ilmu Kesehatan, Syedza Saintika, dan Stia Lppn. 2023. "FACTORS AFFECTING PERFORMANCE ACADEMIC STUDENTS IN WEST SUMATRA." *Jurnal Ilmu Pendidikan Ahlussunnah*.
- Nika Sintesa. 2022. "Analisis Pengaruh Time Management Terhadap Kedisiplinan dan Akademik Mahasiswa." *Trending: Jurnal Manajemen dan Ekonomi* 1(1):36–46. doi: 10.30640/trending.v1i1.465.
- Rahman Azis, Abdur. 2024. "Analisis Komparasi Algoritma Machine Learning dalam Prediksi Performa Akademik Mahasiswa: Literature Review." *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika (JIKI)* 4(2):143–50. doi: 10.54082/jiki.212.
- Scikit-learn developers. 2025. "Preprocessing data — scikit-learn 1.6.1 documentation." Diambil 17 April 2025 (<https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessin g.html>).
- Hartama, Dedy, dan Nanda Amalya. 2025. "Perbandingan Algoritma Decision Tree, ID3, dan Random Forest dalam Klasifikasi Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Karier Mahasiswa Ilmu Komputer." *Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi* 6(1):72–80. doi: 10.35870/jimik.v6i1.1113.
- Sobari, Syahrul, Ade Irma Purnamasari, Agus Bahtiar, dan Kaslani Kaslani. 2025. "MENINGKATKAN MODEL PREDIKSI KELULUSAN SANTRI TAHFIDZ DI PONDOK PESANTREN AL-KAUTSAR MENGGUNAKAN ALGORITMA RANDOM FOREST." *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan* 13(1). doi: 10.23960/jitet.v13i1.5704.
- Waruwu, Mitra Novitri, Yulisman Zega, Ratna Natalia Mendrofa, dan Yakin Niat Telaumbanua. 2024. "IMPLEMENTASI ALGORITMA MACHINE LEARNING UNTUK DETEKSI PERFORMA AKADEMIK MAHASISWA." *TEKNIMEDIA: Teknologi Informasi dan Multimedia* 5(2). doi: 10.46764/teknimedia.v5i2.214.
- Wulandari, Salsa, dan Rio Pranata. 2024. "Deskripsi Kualitas Tidur dan Pengaruhnya terhadap Konsentrasi Belajar Mahasiswa." *Jurnal Pendidikan Kesehatan Rekreasi* 10(1):101–8. doi: 10.59672/jpkr.v10i1.3414.